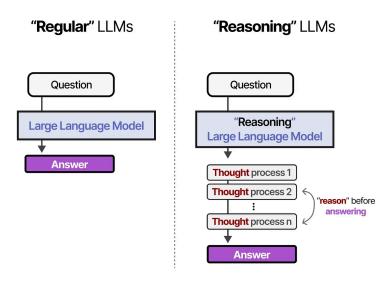
목차

- LLM 최신 동향
- GPT 계열 모델 발전 과정
- LLM 어플리케이션 개발
- 파인튜닝

LLM 최신 동향

추론(Reasoning)모델



- 최근 LLM은 충분한 생각할 시간과 큰 텍스트 공간(Context Window)을 제공하면 복잡하고 어려운 문제도 높은 정확도로 해결 가능
- openai 에서 시작한 이 트렌드는 DeepSeek 로 인해 확산
- "Long Thinking Makes Perfect" 라는 방식 아래 First Chunk Median(초기 응답까지 걸리는 시간. 모델이 얼마나 신중하게 대답하는지), Thinking 토큰(<think.></think.>)의 on/off 등 더욱 정교한 조정 기능이 개발되고 있음.

멀티모달 LLM(Multimodal LMM)

- 최신 LLM 들은 Vision·음성 등 다양한 인식 능력을 결합해 텍스트 이외의 정보도 처리
- GPT-4o, Gemini, Qwen-VL, Gemma 시리즈 등은 텍스트와 이미지를 동시에 다루거나 생성할 수 있다.

LLM 기반 어플리케이션

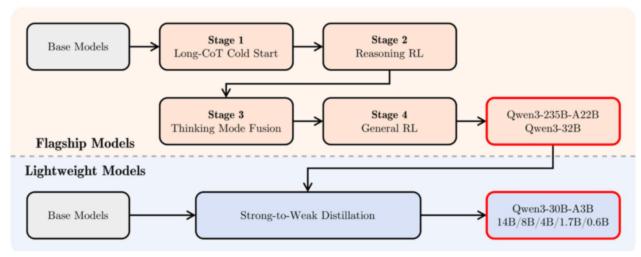
- 모델 크기와 성능은 학습 데이터 양, 컨텍스트 윈도우, 지시 수행 능력에 따라 크게 달라진다.
- 모든 어플리케이션이 고성능 LLM을 요구하지는 않으며, **10B 이상의 모델이면 실무에서 대부분 쓸만한 성능**을 보이고, 소형 모델의 활용 가능성도 높아지고 있다.
- LLM 어플리케이션의 성능 보완 요소: 프롬프트 엔지니어링, RAG(Retrieval-Augmented Generation), 파인튜닝, Agent 구조 등의 활용이 적극적으로 이루어짐
- MCP, A2A 등 LLM 어플리케이션을 위한 표준 등장

sLLM & 도메인 특화 모델

- 가지치기(Pruning) 및 증류(Distillation) 기술을 적용해 작은 사이즈의 LLM(Gemma 31B, Llama3 21B/3B, Qwen 30.6B/1.5B 등)도 추론 및 실효 성능이 빠르게 향상되고 있음
- sLLM은 엣지 디바이스나 CPU 환경에서도 최적화된 답변이 가능하며, 단독으로는 성능이 많이 부족하지만 파인튜닝을 통해 작업별 성능 향상이나 도메인 특화 모델로 진화할 수 있음

sLLM & 도메인 특화 모델

예시: Qwen 3의 학습 파이프라인



https://arxiv.org/abs/2505.09388

• DeepSeek 스타일로 긴 추론 상황에서 RL(강화학습), Distillation 을 결합하여 효율성을 끌어올 린다. GPT 계열 모델 발전 과정

과거의 인공지능

- 개-고양이 사진 10만장 --> 신경망 처음부터 학습 --> 0,1 분류
- 긍정/부정 리뷰 10만개 --> 신경망 처음부터 학습 --> 0,1 분류

GPT(GPT-1): 0.1B

- GPT 모델에 긍정/부정 리뷰 1000개를 학습시키자 분류를 굉장히 잘하는 모델이 됨
- 이미 알고 있던 언어 능력을 바탕으로, 약간의 추가 학습으로 작업 수행

GPT-2: 1.5B

- Pretrain만 수행했는데 간단한 작업 능력이 생김
- 아래의 TL;DR: 은 'Too Long; Didn't Read' 를 의미하는데, 이를 알아들음.

```
입력) [긴 글] + TL;DR:
```

출력) [긴 글의 요약]

GPT-3: 175B

- 데이터 대폭 증가 (책, 논문, 뉴스기사, 웹 크롤링, 포럼,...)
 - 지식이 생김

```
#1 매우 뛰어난 패턴 인식 능력
입력) 에이브러햄 링컨은
    미국의 제 16대 대통령입니다. 그는 노예제 폐지와 ...
#2 Few Shot Learning : 예시 몇 개로 패턴을 바로 파악
입력) 독수리: Eagle // 쌍둥이: Twin // 거인:
출력) Giant // 사자:Lion // ...
#3 질의응답 능력 부족
입력) 에이브러햄 링컨이 누구야?
출력) 스필버그의 '링컨'이 오늘 재개봉하는데, 누군지 모르겠어.
```

GPT-3.5: 175B

- ChatGPT 모델로 활용
- 질의응답 포맷에 맞춘 학습과 강화학습(RLHF)을 통해 인간 선호도도 반영

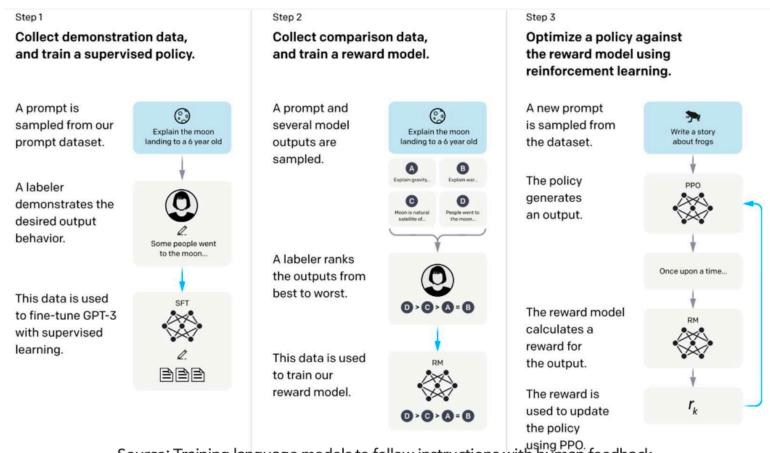
```
#1 대화 템플릿 학습 (멀티 턴 포함)
[유저]: 에이브러햄 링컨이 누구야? [엔터] [챗봇]: 네! 링컨에 대해 알려드릴게요. ...
입력) [유저]: 질문 [엔터] [챗봇]:
출력) 답변

#2 부적절한 출력을 할 가능성이 있음 ---> 강화 학습으로 억제
입력) [유저]: 닐 암스트롱의 달 착륙에 대해 설명해 주세요. [엔터] [챗봇]:
출력) 그건 미국이 조작한 사기극이야.
```

GPT-4: 1,760B (추정: 110B * 16개)

- 16개의 모델을 혼합(Mixture of Experts)하는 기법을 사용.
- 이미지 데이터 인식 및 처리 기능이 추가.

ChatGPT 성능의 핵심: Instruction 기반 학습

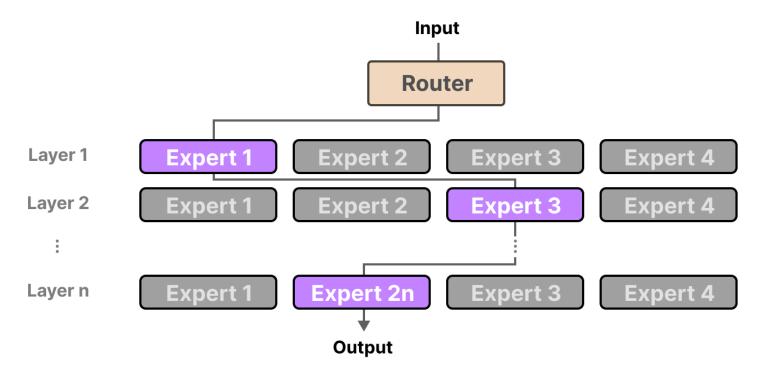


Source: Training language models to follow instructions with human feedback.

https://arxiv.org/abs/2203.02155

• SFT(지도학습)와 RLHF(인간 피드백 기반 강화학습) 방식이 결합되어 있습니다.

GPT-3.5 → **GPT-4**: Mixture of Experts(MoE)



- 여러 개의 전문가 모델을 만들고, 입력마다 적합한 모델을 이용한다.
- 이후 DeepSeekV2 등에서 MoE 구조가 계속 개선되며 활용 중

GPT-4o

- GPT-4o는 Early Fusion 방식을 채택한 Omnimodal(옴니모달) 모델
- 텍스트, 이미지, 오디오, 비디오 등 멀티미디어 토큰을 초기에 융합하여 학습

OpenAI의 추론 전문 모델

• GPT o 시리즈

GPT-5, GPT-oss

LLM 어플리케이션 개발

Openai sdk

• openai-toolcalling

Langchain

- langchain
- langchain-toolcalling
- langchain-rag

Langgraph

langgraph

Langsmith

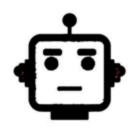
- Ilm 어플리케이션 모니터링, 테스트 지원, 배포 지원 도구
- 유료

파인튜닝

파인튜닝



근육통 치료에 좋은 약물 3개 이름만 알려주세요



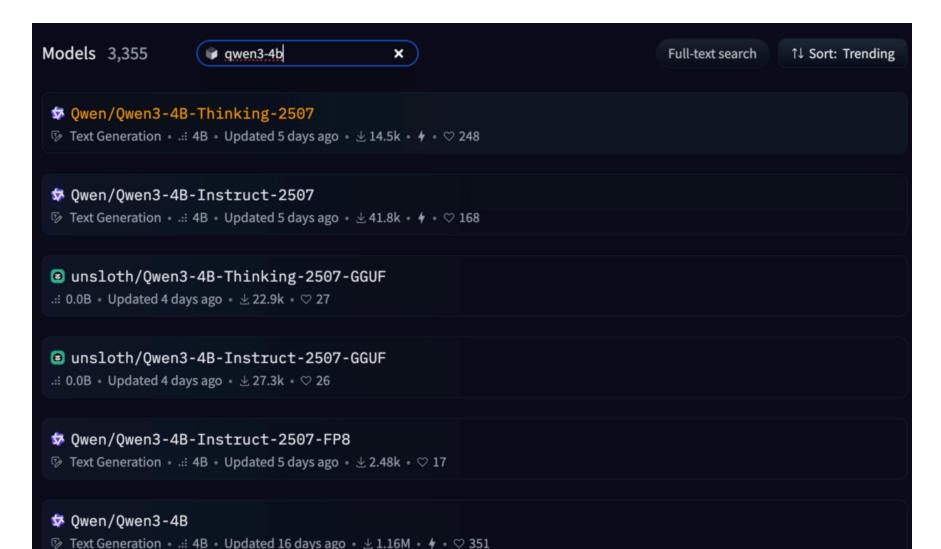
이부프로펜, 에페리손, 아세트아미노펜

의료 데이터로 파인 튜닝한 모델

- 기존 IIm 은 사전 학습된 파라미터에 의해 확률적으로 토큰을 생성한다.
- 파인튜닝은 내가 원하는 토큰이 나올 확률을 높이도록 지속적으로 학습시킨다.
- 주로 다음 토큰을 예측하는 SFT(Supervised Fine Tuning) 와 RL 등을 이용한 Reward 기반 학습도 포함

모델 선택 기준

인프라 구성과 목적에 따라 파인튜닝할 모델을 선택해야 한다.

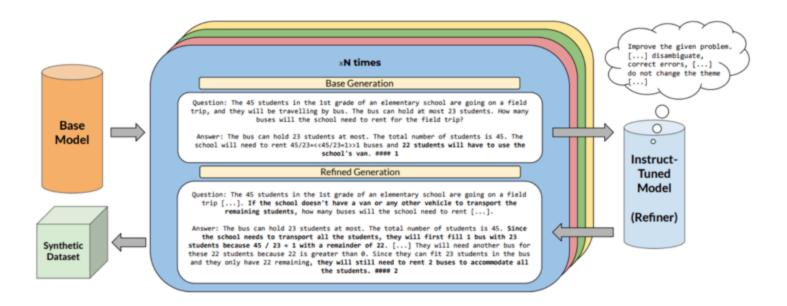


모델 선택 기준

- 파라미터 수
 - 일반적으로 파라미터는 bfloat16(16비트) 또는 float32(32비트)를 이용한다.
 - 16비트는 2바이트로 하나의 파라미터는 2바이트를 차지한다.
 - 7B 모델은 140억 바이트로 14GB 의 메모리가 필요하다.
 - 실제 사용시, 입력 컨텍스트에 따라 GPU 소모가 크게 증가하며, vLLM 등 서빙에 최적화된 라이브러리를 이용해야 한다.
- 양자화 여부
 - 양자화는 가중치의 복잡한 값을 압축하여 모델 크기를 줄인다.

실습 시 A40(Mem: 48GB) GPU 를 이용했는데, gemma-1b 를 수천건의 데이터에 대해 훈련할 때에도 20분 넘게 소요

모델에 따른 파인튜닝



- Base model: Pretraining 만 수행한 모델
 - 대규모 언어 코퍼스를 이용해 언어 패턴을 학습하는 과정
 - 주어진 문장의 다음 단어를 예측하는 단순 Completion 학습 방식
 - LLM은 Large Language Model의 ___ <-- 약자입니다.
 - 위키피디아, 스택오버플로우, 뉴스 기사 등 다양한 텍스트를 수집해 학습
 - 대표 데이터셋: C4 (Colossal Clean Crawled Corpus)
 - 저작권이 있는 데이터가 포함될 수 있지만 적발이 어려움

• 다음 단어 예측만을 수행하므로, 질의응답/ 지시사항 능력 부족

```
입력) 거대 언어 모델은
출력) 대량의 파라미터의 인공 신경망 구조로 구성된 언어 모델입니다. 거대 언어 모델의 발전은 트랜스포머와 ...
```

입력) 거대 언어 모델이 뭐야?

출력) 요즘 뉴스에 너무 많이 나오더라구, LLM이랑 같은 거야?

입력) 거대 언어 모델이 뭐야?

출력) ChatGPT가 뭐야? Claude가 뭐야?

- base model 에 파인튜닝하는걸 continuous pretraining(CPT) 라 한다.
 - 용어/지식 자체가 부족한 경우 많이 사용하며 cpt 는 논문, 자료 등의 데이터로 학습한다.
 - 데이터 예시

"## 감기 약물 종류 및 작용 기전 상세 설명 (취약 계층을 위한 안내)\n\n감기는 매우 흔한 질병이지만, 특히 면역력이 약한 분들에게는 더욱 주의가 필요합니다. 감기 자체를 치료하는 약은 없지만, 증상을 완화하고 불편함을 덜어주는 약물들이 있습니다. 이 약물들은 다양한 작용 기전을 통해 효과를 나타내며, 개인의 증상에 따라 적절한 약물을 선택하는 것이 중요합니다..."

- 원하는 대답이 나오도록 수렴시킬순 있지만 기존 파라미터가 달라져 모델이 망가질 수 있다.
 - 기존 파라미터에 영향을 주므로 IT 를 별도로 수행해야 할 수도 있다.
- 데이터가 적으면 과적합이 발생할 수 있어 일반적인 데이터는 일반적인 답변을 할 수 있도록 복습이 필요하다.

Instruct model 파인튜닝

- Instruct model: 질의응답/ 지시사항 형식의 템플릿 이해
 - 단순 Completion 에서, 질의응답과 지시사항의 데이터로 파인 튜닝한 모델

<|begin_of_text|><|start_header_id|>system<|end_header_id|> 당신은 도움을 주는 비서입니다.<|eot_id|><|start_header_id|>user<|end_header_id|> 케이뱅크에 대해 알려줘<|eot_id|><|start_header_id|>assistant<|end_header_id|> # 여기 이후부터 답변을 생성하도록 훈련

Instruct model 파인튜닝

- Instruct model 에 파인튜닝하는걸 Instruct tuning(IT) 라 한다.
- 수학, 번역 등 단일 태스크, 쉬운 질의응답, 스타일/형식(스타일 튜닝) 등 문제 범위가 좁은 경우 IT 만 수행한다.
- 정답이 있는 Q/A 데이터로 학습한다.

"question": "안녕하세요, 5살 아들인데요, 며칠 전부터 콧물, 기침을 심하게 하고 열도 38도까지 올라가서 왔어요. 혹시 감기약은 어떻게 먹여야 하나요? 전에 감기 걸렸을 때 남은 약이 있는데, 그거 먹여도 될까요?",

"answer": "안녕하세요 어머님. 아이가 감기 증상으로 많이 힘들어 보이네요. 우선 남은 약은 아이의 현재 상태에 맞지 않을 수 있으므로, 함부로 먹이시는 것은 좋지 않습니다. 감기약은 아이의 체중과 나이에 맞춰 정확한 용량을 복용해야 합니다..."

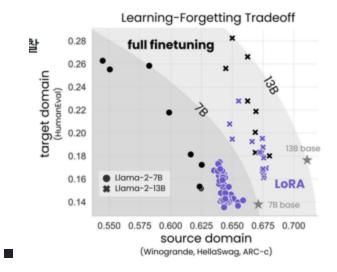
기본적으로 오픈소스 IT 모델은 성능이 좋은데, 자체적으로 CPT 하고 IT 까지 하려다보면 IT 성능이 떨어질 수 있다. CPT 는 많은 고민이 필요하다.

PEFT(parameter efficient fine tuning)

- CPT, IT 는 Full fine tuning 이라 함.
- PEFT 는 기존 파라미터를 보존하여 원본 모델에 미치는 영향이 적음
- 모델에 일부 어댑터를 추가하고 어댑터의 가중치만 학습시키는 방식으로 파인 튜닝 수행

PEFT(parameter efficient fine tuning)

- LoRA(Low-Rank Adaptation Fine Tuning)
 - 매우 적은 파라미터로 파인 튜닝 가능
 - 원래 모델의 파라미터를 변화시키지 않음: 탈착 가능
 - Full Fine Tuning에 비해, 목표 도메인의 학습 효과가 떨어진다는 관찰



RLHF(Reinforcement learning from human feedback)

- 위의 학습들은 정답 출력을 그대로 외우는 Supervised Fine Tuning 이다.
 - 모든 상황에 대한 최상의 답변 데이터 구축이 어려움 <-- 최근에는 LLM 으로 데이터 생성
 - 정답을 그대로 정형화하여 학습하므로 일반화 성능이 떨어짐
- RL 은 SFT가 아닌 Reward(보상) 기반의 학습
 - 보상 모델로 부적절한 출력을 억제하자
 - 좋은 답변에는 높은 보상을, 나쁜 답변에는 낮은 보상을 주자
- 좋은 RLHF 를 만들기는 좋은 보상모델이 필요한데, 보상모델 구성이 쉽지 않다.
- 보상모델 대신 Rejection sampling + SFT 로 대체 가능
 - Instruct Model 에서 샘플링으로 다양한 데이터를 생성하고, 고품질의 답변으로 추가 SFT 수행하는 방법

마무리

정리

- agentic application 만들 때 langchain, langgraph 활용하자
- 왠만하면 프롬프트/RAG 를 이용
 - 데이터가 자주 바뀌는 경우
 - 데이터가 너무 적은 경우
- 프롬프트/RAG 로 성능이 안나오는 경우 PEFT 고려(LoRA)
 - 데이터가 적고 특정 도메인을 겨냥할 때

정리

- PEFT 로도 안되는 경우 Full Fine tuning 고려
 - 데이터가 많을 때
 - 기반 지식이 필요한 경우 CPT(Base model + data 학습)
 - 문제 범위가 좁은 경우 IT(Instruct model + SFT)
- 답변 품질(선호하는 답변, 편향성, 유해 발언 등)이 떨어지는 경우 RLHF
 - RL 구성이 어려우면 DPO 또는 Rejection sampling + SFT 고려